带模糊需求的开放式选址路径问题的混合离散蘑菇繁殖算法 *

刘 凡，张惠珍†，周 迅

(上海理工大学 管理学院，上海 200093)

摘 要：针对带限制的开放性选址路径问题的研究，考虑模糊需求的条件下，以仓库选址成本、车辆行驶距离成本、机会损失成本、额外距离等目标之和最小化的要求下建立数学模型。通过对蘑菇繁殖算法的改造，使用部分映射交叉和路径重连算法代替原算法中父代更新方式；在邻域搜索部分使用概率法进行邻域选择；使用随机模拟程序对设计好的路径进行模拟，计算因服务失败而产生的额外行驶距离与机会损失成本。在保留算法原有特性的情况下，使其成功应用于组合优化问题。最后，通过一系列算例测试与对比，验证了模型的正确性与有效性以及混合离散蘑菇繁殖算法的计算效率和优化能力。

关键词：开放性选址路径问题；模糊需求；蘑菇繁殖算法；路径重连算法；随机模拟程序

中图分类号：TP doi: 10.19734/j.issn.1001-3695.2020.02.0023

Hybrid discrete mushroom reproduction algorithm for solving open location-routing problem with fuzzy demands

Liu Fan, Zhang Huizhen†, Zhou Xun

(*Business School*, *University of Shanghai for Science & Technology*, *Shanghai* 200093, *China*)

Abstract: This paper proposed the mathematical model which based on the open location routing problem with fuzzy demands considering with the sum of location cost, routing cost, lost opportunity and additional distances. For solving the mathematical model, this paper proposed a new swarm intelligence algorithm named hybrid discrete mushroom algorithm. The artificial wind replaced by partly mapping crossover and path relinking algorithm; And the local search strategy replaced by the method of selecting different neighborhoods with a certain probability; Stochastic simulation simulated the designed routes to compute additional distances and lost opportunity resulting from serving failure. The algorithm successfully applied to the combinatorial optimization problems under the condition of retaining the original characteristics of the algorithm. Finally, verify the validity of the mode and the performance of hybrid discrete mushroom reproduction algorithm through a series of tested instances and comparisons.

Key words: open location routing problem; fuzzy demand; mushroom reproduction algorithm; path relinking algorithm; stochastic simulation

0 引言

快速、精确的车辆路径规划与合理的仓库选址对现代物流管理有着重要影响，其不仅可以节约配送成本，而且可以提高客户满意度及企业的竞争力。很多学者研究指出：将车辆路径问题(vehicle routing problem，VRP)与设施选址问题(facility location problem，FLP)分开考虑时，不免会因为所考虑的影响因素不足而导致管理者无法作出最优决策。现如今，两者的综合问题——选址路径问题(location-routing problem，LRP)已成为物流管理、供应链管理及运筹优化领域的研究热点。

根据实际需求，在标准 LRP 问题中加入不同的约束条件，即可形成不同的 LRP 扩展问题。如：根据物流配送中存在客户需求、服务时间等的不确定性，在 LRP 模型中加入各种模糊限制条件，形成带模糊需求的选址路径模型[7]，不确定性条件下带时间窗的选址路径模型[12]，多元联运网络下带模糊需求的选址路径模型[8]，应急物流系统中多目标模糊选址路径问题模型[4]，多车型并考虑震后路网变化情况的应急物资动态选址路径问题模型[16,17]。此外，由于近年来第三方物流的兴起，许多企业进行战略重组，为了提高企业核心竞争力，将更多精力专注于核心业务，而将物流服务外包给第三方公司。在此情况下，提出了由第三方物流配送的选址路径问题——开放式选址路径问题(Open location-routing problem，OLRP)。虽然实际配送中，OLRP 也会面临各种模糊限制条件，但由于 OLRP 是近年来提出的新问题，国内外现有文献中对带模糊限制条件的 OLRP 问题研究尚少，仅在文献[15]中，王海军等人建立了关于 OLRP 的多目标混合整数规划模型，利用概率进行选择更加安全可靠的路径进行配送，使用 NSGA-II(基于非支配解排序的遗传算法)和 NSDE(基于非支配解排序的差分进化算法)求解了关于汶川地震中救援物资配送的实例。

LRP 属于 NP 难问题。使用精确算法(如分支定界法、列生成法等)仅可以求解小规模的 LRP 问题，然而，从实际物流配送中抽象出来的 LRP 问题往往规模较大，精确算法难以在可接受的计算时间内给出问题的解决方案。为此，在有限计算时间内能给出近似最优解的智能优化算法已成为 LRP 问题的主要求解方法，如：蚁群算法[10~13]，遗传算法[4,8,15,17~19]和模拟退火算法[5,12]在求解 LRP 问题中均取得了较为满意的结果。

本文将模糊需求与 OLRP 相结合，提出了带模糊需求的开放式选址路径问题(Open location-routing problem with

收稿日期：2020-02-23；修回日期：2020-04-19 基金项目：国家自然科学基金资助项目(71401106)；教育部人文社会科学基金资助项目(16YJA630037，19YJAZH064)

作者简介：刘凡(1995-)，男，四川成都人，硕士研究生，主要研究方向为智能优化；张惠珍(1979-)，女(通信作者)，山西忻州人，副教授，博士，主要研究方向为运筹学及智能优化等方面的教学与科研工作(zhzzywz@163.com)；周迅(1996-)，男，安徽宣城人，硕士研究生，主要研究方向为智能优化.

fuzzy demand, OLRP-FD)，其能够很好解决目前第三方物流配送中所面临的客户需求的不确定性问题，对节约企业配送成本具有重要意义。此外，本文在基本蘑菇繁殖算法[14]中引入新的邻域搜索方法，设计求解 OLRP-FD 问题的离散蘑菇繁殖算法，这不仅为 OLRP 问题的求解提供了一种新的解决方案，而且拓宽了蘑菇繁殖算法的应用领域。算法中的邻域搜索在评估搜索父代蘑菇邻近区域的基础上，生成子代孢子来细化这些区域以搜索更优的解，数值实验表明该算法在有限的计算时间内可为 OLRP-FD 提供较优的解。

1　模型

OLRP-FD 相较于标准 OLRP 的不同之处在于客户的需求是模糊的，而非确定的，只有配送车辆在抵达客户时，才能知道客户的具体需求。因此，在 OLRP-FD 中，当配送车辆在抵达客户时，可能会发现因为车辆的剩余容量不足而无法服务当前客户，此时，车辆需要返回仓库重新装载，之后再回到未被服务的客户进行服务。OLRP-FD 中模糊的客户需求不仅会导致配送车辆返回仓库重新装载带来额外的行驶距离，而且会因配送车辆预先配备不足而无法服务部分客户，产生一定的机会损失成本。

本文使用可信度测量理论来构建 OLRP-FD 的数学模型，模型在满足车辆容量、最大行驶距离等条件下，要求不仅最小化总配送成本(包括车辆固定启用成本、车辆计划行驶总距离成本、未服务客户的机会损失成本)，而且最小化车辆由于服务‘失败’而额外行驶的总距离。

1.1　可信度理论

模糊集理论最先由 Zadeh[21]通过隶属度函数提出，之后，由 Kafumann[23]和 Zadeh[22]完善了测量模糊事件的模糊变量可能性测量理论，但其缺乏自对偶性。Liu[9]为定义其自对偶性，提出了关于模糊变量的可信度测量理论。

假设($\Theta, P(\Theta), Pos$)为可能性空间，A 是 $P(\Theta)$ 中的一个事件，$Pos\{A\}$表示事件 A 发生的可能性，那么 A 的必要性(也就是事件 A 发生的必要性)则为 $Nec\{A\}=1-Pos\{A^c\}$。记 A^c 为事件 A 的补集，进而可得事件 A 的可信度 $Cr\{A\}=1/2(Nec\{A\}+Pos\{A^c\})$。

本文中将客户需求使用三角模糊变量进行表示为 $d=(d_1,d_2,d_3)$， 其中，d_1 和 d_3 分别是客户需求的上下界，客户的需求一定在这个范围之内；d_2 表示隶属度函数值为 1 的时候所对应的客户需求。这三个参数一般由相关数据或者经验主观估计得到。假设一个客户的实际需求为 r，隶属度函数如图 1 所示，其可能性，必要性，可信度可分别由公式(1)-(3)计算所得。

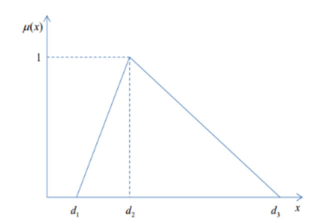


图 1　三角模糊变量隶属度函数

Fig. 1　Membership function of triangular fuzzy variable

$$Pos(\tilde{d}\ge r)=\begin{cases}1 & if\ r\le d_3\\ \dfrac{d_3-r}{d_3-d_2} & if\ d_2\le r\le d_3\\ 0 & if\ r\ge d_3\end{cases}\tag{1}$$

$$Nec(\tilde{d}\ge r)=\begin{cases}1 & if\ r\le d_1\\ \dfrac{d_2-r}{d_2-d_1} & if\ d_1\le r\le d_2\\ 0 & if\ r\ge d_2\end{cases}\tag{2}$$

$$Cr(\tilde{d}\ge r)=\begin{cases}1 & if\ r\le d_1\\ \dfrac{2d_2-d_1-r}{2(d_2-d_1)} & if\ d_1\le r\le d_2\\ \dfrac{d_3-r}{2(d_3-d_2)} & if\ d_2\le r\le d_3\\ 0 & if\ r\le d_2\end{cases}\tag{3}$$

1.2　问题描述

本文在可信度理论的基础上，构建带模糊需求的开放式选址路径问题的数学模型，由选中的仓库派出车辆为客户提供配送服务，并假设：a)每辆车只能服务最多一条线路；b)仓库和车辆有固定的容量限制；(3)配送车辆有最大行驶距离限制；c)车辆服务完最后一个客户后，并不会返回仓库，而是返回第三方物流企业车辆集散中心；d)由于每个客户需求的模糊性，可能会存在因为车辆数不足而有客户无法被服务的情况，此时会产生相应的机会损失成本。

对于客户需求是模糊的这一情况，文章利用可信度理论来判断当前车辆以及仓库是否能服务下一个新的客户。假设车辆与仓库的容量分别为 Q 和 P，当车辆或仓库服务完计划线路中的第 e 个客户时，当前车辆的剩余容量为 $Q_e=(Q-\sum_{j=1}^{e}d_{3j},Q-\sum_{j=1}^{e}d_{2j},Q-\sum_{j=1}^{e}d_{1j})=(q_{1,e},q_{2,e},q_{3,e})$；当前仓库的剩余容量为 $P_e=(P-\sum_{j=1}^{e}d_{3j},P-\sum_{j=1}^{e}d_{2j},P-\sum_{j=1}^{e}d_{1j})=(p_{1,e},p_{2,e},p_{3,e})$。那么，下一个客户需求不超过车辆容量和仓库容量的可信度可分别表示为式(4)和(5)：

$$Cr\{\tilde{d}_{e+1}\le Q_e\}=Cr\{(\tilde{d}_{1,e+1}-q_{3,e},\tilde{d}_{2,e+1}-q_{2,e},\tilde{d}_{3,e+1}-q_{1,e})\le 0\}\tag{4}$$

$$Cr\{\tilde{d}_{e+1}\le P_e\}=Cr\{(\tilde{d}_{1,e+1}-p_{3,e},\tilde{d}_{2,e+1}-p_{2,e},\tilde{d}_{3,e+1}-p_{1,e})\le 0\}\tag{5}$$

进而，由式(3)可将 $Cr\{\tilde{d}_{e+1}\le Q_e\}$ 和 $Cr\{\tilde{d}_{e+1}\le P_e\}$ 分别表示为下式(6)和(7)：

$$Cr(\tilde{d}_{e+1}\le Q_e)=\begin{cases}0 & d_{1,e+1}\ge q_{3,e}\\ \dfrac{q_{3,e}-d_{1,e+1}}{2*(q_{3,e}-d_{1,e+1}+d_{2,e+1}-q_{2,e})} & d_{1,e+1}\le q_{3,e},d_{2,e+1}\ge q_{2,e}\\ \dfrac{d_{3,e+1}-q_{1,e}-2*(d_{2,e+1}-q_{2,e})}{2*(q_{2,e}-d_{2,e+1}+d_{3,e+1}-q_{1,e})} & d_{2,e+1}\le q_{2,e},d_{3,e+1}\ge q_{1,e}\\ 1 & d_{3,e+1}\le q_{1,e}\end{cases}\tag{6}$$

$$Cr(\tilde{d}_{e+1}\le P_e)=\begin{cases}0 & d_{1,e+1}\ge p_{3,e}\\ \dfrac{p_{3,e}-d_{1,e+1}}{2*(p_{3,e}-d_{1,e+1}+d_{2,e+1}-p_{2,e})} & d_{1,e+1}\le p_{3,e},d_{2,e+1}\ge p_{2,e}\\ \dfrac{d_{3,e+1}-p_{1,e}-2*(d_{2,e+1}-p_{2,e})}{2*(p_{2,e}-d_{2,e+1}+d_{3,e+1}-p_{1,e})} & d_{2,e+1}\le p_{2,e},d_{3,e+1}\ge p_{1,e}\\ 1 & d_{3,e+1}\le p_{1,e}\end{cases}\tag{7}$$

Cr 为评估配送车辆或仓库是否为某个客户提供服务的参数，当 Cr 为 0 时，这个客户必定不会被当前车辆或仓库服务；当 Cr 为 1 时，该客户肯定会被当前车辆或仓库服务。文章设置了两个阈值 DPI 和 API($DPI\in[0,1]$，$API\in[0,1]$)分别与车辆和仓库的可信度进行比较，当 Cr 大于所设置的阈值时，客户会被当前车辆或仓库服务；而小于所设置的阈值时，则不被当前车辆或仓库服务。显然，DPI 和 API 的取值大小对车辆计划行驶距离和额外行驶距离有着重要影响。当 DPI 取值较低时，车辆的容量会被尽可能使用，此时，路线中靠后的客户就极有可能服务失败，从而导致车辆要返回仓库重新装载，产生额外的行驶距离；当 DPI 取值较高时，意味着仓库派出的车辆数较多，那么计划行驶距离就会增加，而服务失败的客户就会减少，产生的额外距离也随之减少。当 API 取值较低时，表明仓库会尽可能的消耗自己的容量去服务客户，不仅有可能导致其容量溢出，而且有可能导致仓库预留

的配送车辆不足，部分被安排给此仓库服务的客户无法被提供服务，从而产生较大的机会损失成本；当 *API* 取值较高时，仓库的容量对客户的需求安排更加谨慎，因而出现容量溢出的情况比较少。本文通过随机模拟程序求解相应的额外行驶距离，并且会对 *DPI* 进行灵敏度分析，求得最优参数设置。

1.3 模型

模型主要参数设置如下：

I：仓库集合；

J：客户集合；

JK：第三方物流公司车辆集散中心点；

V：$I\cup J$；

S：$JK\cup J$；

K：车辆集合；

d_j：第 j 个客户的需求，$j\in J$；

Q_k：第 k 辆车的容量，$k\in K$；

P_i：第 i 个仓库的容量，$i\in I$；

O_i：第 i 个仓库的开放成本，$i\in I$；

F_k：第 k 辆车的启用成本，$k\in K$；

AD_k：第 k 辆车行驶的额外距离，$k\in K$；

C_{ij}：由点 i 到点 j 的单位距离行驶费用，$i\in V$，$j\in V$；

TD_k：车辆 k 的最大行驶距离，$k\in K$；

D_{ij}：点 i 到点 j 的欧氏距离，$i\in V$，$j\in V$；

B_j：未服务客户 j 时的损失成本，$j\in J$。

决策变量设置如下：

$$X_{ijk}=\begin{cases}1 & 车辆k\ 从i\ 点行驶到j\ 点,\forall i\in V,\forall j\in V,\forall k\in K\\ 0 & 其他\end{cases}$$

$$Y_{ij}=\begin{cases}1 & 仓库i\ 服务客户j,\forall i\in I,\forall j\in J\\ 0 & 其他\end{cases}$$

$$Z_i=\begin{cases}1 & 仓库i\ 开放,\forall i\in I\\ 0 & 其他\end{cases}$$

在上述假设条件及模型参数和决策变量设置的基础上，OLRP-FD 的数学模型可构建如下：

$$\min\sum_{i\in I}O_iZ_i+\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}F_kX_{ijk}+\sum_{i\in V}\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}C_{ij}D_{ij}X_{ijk} \tag{8}$$

$$\min\sum_{k\in K}AD_k+\sum_{j\in J}(1-\sum_{i\in V}\sum_{k\in K}X_{ijk})B_j \tag{9}$$

s.t.

$$Cr(\sum_{i\in V}\sum_{j\in J}d_jX_{ijk}\le Q_k)\ge DPI\quad \forall k\in K \tag{10}$$

$$Cr(\sum_{j\in J}d_jY_{ij}\le P_iZ_i)\ge API\quad \forall i\in I \tag{11}$$

$$\sum_{i\in V}\sum_{k\in K}X_{ijk}\le 1\quad \forall j\in J \tag{12}$$

$$W_{ik}-W_{jk}+NX_{ijk}\le N-1\quad \forall i,j\in J;\forall k\in K \tag{13}$$

$$\sum_{i\in I}\sum_{j\in J}X_{ijk}\le 1\quad \forall k\in K \tag{14}$$

$$\sum_{i\in V}X_{ijk}-\sum_{i\in S}X_{jik}=0\quad \forall j\in J;\forall k\in K \tag{15}$$

$$\sum_{l\in J}X_{ilk}+\sum_{l\in\{V\setminus j\}}X_{ljk}\le 1+Y_{ij}\quad \forall i\in I;\forall j\in J;\forall k\in K \tag{16}$$

$$\sum_{i\in I}Y_{ij}=1\quad \forall j\in J \tag{17}$$

$$\sum_{i\in V}\sum_{j\in J}D_{ij}X_{ijk}+AD_k\le TD_k,\forall k\in K \tag{18}$$

$$\sum_{j\in J}X_{ijk}-Z_i\le 0\quad \forall i\in I,\forall k\in K \tag{19}$$

$$\sum_{j\in J}\sum_{k\in K}Z_i-X_{ijk}\le 0\quad \forall i\in I \tag{20}$$

$$X_{ijk}\in\{0,1\}\quad \forall i\in V;\forall j\in S;\forall k\in K \tag{21}$$

$$Y_{ij}\in\{0,1\}\quad \forall i\in I;\forall j\in J \tag{22}$$

$$Z_i\in\{0,1\}\quad \forall i\in I \tag{23}$$

$$W_{ik}\in\{0\cup N\}\quad i\in J;k\in K \tag{24}$$

其中，目标函数(8)表示最小化总成本，包括仓库和车辆的固定启用成本、车辆计划行驶总距离成本；目标函数(9)表示最小化由服务‘失败’而导致的车辆行驶的额外距离之和以及未被服务客户的机会损失成本；模糊机会约束(10)保证配送车辆对所有客户进行访问时，车辆容量与客户需求满足所设置的可信度水平；模糊机会约束(11)表示仓库为客户提供服务时，其容量与客户需求满足所设置的可信度水平；约束(12)表示一个客户最多被一辆车服务；约束(13)用于消除子路径；约束(14)表示任意车辆最多被启用一次；约束(15)保证路径的连续性，进出每个点的流量相同；约束(16)和(17)表示客户被某个仓库服务时，必定有路线将两者相连；约束(18)表示车辆的最大行驶距离限制；约束(19)和(20)表示两个决策变量之间的关系；约束(21-23)表示 3 组不同的 0-1 决策变量；约束(24)为消除子路径所用的辅助变量。

2 求解 OLRP-FD 的混合离散蘑菇繁殖算法

蘑菇繁殖算法[14](mushroom reproduction optimization, MRO)是基于蘑菇生长繁殖特性而提出的一种新型群智能优化算法，已在连续优化问题的求解中取得了较好的效果。为了进一步拓宽 MRO 算法的应用领域，本文将其与贪心聚类算法、路径重连算法及邻域搜索等相结合，设计求解 OLRP-FD 的混合离散蘑菇繁殖算法(hybrid discrete mushroom reproduction optimization, HDMRO)。

HDMRO 由三部分组成：a)初始化：使用贪心聚类算法生成一组高质量的初始解，以便算法能够更好地寻优迭代；b)离散蘑菇繁殖算法：在基本 MRO 算法的基础上，结合 OLRP-FD 问题的具体特征，与部分映射交叉和路径重连算法，以及邻域搜索相融合，逐步使问题的解得到优化；c)随机模拟程序：通过模拟客户的实际需求，计算车辆服务时产生的额外距离。

2.1 基本蘑菇繁殖算法

蘑菇繁殖算法[14]通过模拟蘑菇繁殖和生长的机制，父代蘑菇通过风的力量来传播自己的孢子，让其探索各个繁殖区域，并细化搜索空间，找到更优秀的繁殖区域来进行生长繁殖搜索活动。基本蘑菇繁殖算法最初是用来解决连续优化问题的，其关键步骤为：在进行局部搜索之前，根据每个菌落的平均适应度值($Avg(i)$)和所有菌落的平均适应度值 T_{avg}，判断 $Avg(i)+T_{avg}/c$ 与 T_{avg} 的大小关系(c 为一个固定的阈值，$c\in[1,10]$)，决定是否需要删除一些菌落。若是前者大于后者，则不进行父代蘑菇的删除，若小于，则对父代蘑菇进行更新，选取更加优秀的父代细化搜索空间，以便于搜索到优秀的解。对父代蘑菇进行更新时，通过构造人工风来进行孢子之间信息交换更新。第 j 个子代蘑菇人工风的初始计算公式为(25)：

$$Mov_j^{wind}=(X_i^*-X_k^*)\times(\frac{Avg(i)}{T_{avg}})^{-\beta}\times rand(\overrightarrow{-\delta,\delta})\times rs+rand(\overrightarrow{-s,s}) \tag{25}$$

其中，X_i^* 和 X_k^* 分别为第 i 和第 k 个菌落的父代；β ($\beta\in[1,+\infty)$)为风的密度，；δ ($\delta\in(0,1)$)为调整风的方向参数；rs ($rs\in(0,1)$)为控制风的步长的参数；s 为搜索半径，其通常根据具体问题定义。

除上述步骤外，MRO 算法中通常采用下述式(26)进行邻域搜索：

$$X_{ij}=X_i^*+rand(\overrightarrow{-s,s}) \tag{26}$$

其中，X_{ij} 为第 i 个父代蘑菇生成的第 j 个孢子。

基本 MRO 算法主要通过式(25)和(26)进行迭代搜索，具体迭代优化步骤参见文献[14]。

2.2 初始化

2.2.1 解的表示

本文采用自然数编码。假设 m 个仓库的编号分别为 1，2，…，m；n 个客户的编号分别为 $m+1$，$m+2$，…，$m+n$，则 3 个仓库，15 个客户的 OLRP-FD 的算例的可行解可编码为图 2 所示的形式。若某一仓库编号之后无客户编号，则表示该仓库不开放；若某一仓库编号之后为客户编号，则表示该仓库开放，而且仓库编号出现的次数即为从该仓库出发的配送路线数。一辆车从对应编号的仓库出发，从左到右依次对相应客户进行服务，直到下一编号为仓库时，该车辆完成配送任务。如图 2 所示，仓库 1 关闭，仓库 2 和 3 开放；从仓库 2 出发的 2 条配送路线分别为 2→5→7→4→10 和 2→6→12→14→13→18；从仓库 3 出发的配送路线为 3→17→16→9→15→16→8。这样的编码方式简单直观，能很好地解读出仓库所要服务的客户，每辆车所行驶的路线。

2	5	7	4	10	2	6	12	14	13	18	1	3	17	16	9	15	16	8

图 2 解的表示

Fig. 2 The representation of solution

2.2.2 初始化

初始可行解的优劣不仅会影响解的质量，而且会影响算法的收敛速度。为了得到较优的初始可行解，本文使用贪心聚类算法进行初始化，其具体步骤如下：

1) 聚类客户

利用贪心思想，根据车辆的容量，客户的模糊需求，以及客户之间的距离对客户聚类。一次聚类过程可简要描述为：a) 生成一个空聚类(聚类的容量等于车辆的容量)，并从未被聚类的客户中随机挑选一个客户加入该聚类；b) 从未被聚类的客户中，选择距新加入该聚类的客户最近的客户，并计算此客户的模糊需求与车辆剩余容量的可信度，若其值大于所给定的 *DPI*，则将该客户加入当前聚类；否则，当前聚类不考虑此客户；c) 重复步骤 b)，继续选择离最后一个被加入聚类的客户最近的客户，并判断其是否可以加入当前聚类，直到当前聚类的剩余容量不足以服务其他新客户时，一次聚类完成。重复步骤 a)~c)继续生成新的聚类，直到所有客户都被聚类为止。

2) 选择开放仓库及分配客户聚类

首先，根据每个聚类中客户的坐标，由式(27)计算聚类重心。然后，由式(28)和(29)分别计算每个仓库到客户聚类重心的距离之和 U_i 和排序指标 W_i。最后，按 W_i 值从大到小的顺序对仓库进行排序，开放 W_i 值最大的仓库，并将离它最近的客户聚类分配给它，接着分配离它次近的聚类，依此类推，当仓库剩余容量不足以服务任意未被分配的聚类时，开启排序序列中下一个仓库，直到所有聚类都被分配给仓库为止。将某一客户聚类分配给某一仓库时，需要考虑该聚类的总需求量与仓库剩余容量之间的可信度值是否大于给定的 *API* 值，若大于，则将聚类分配给该仓库；否则，检验下一未必分配的聚类是否满足该条件，直到仓库容量不足以服务任意聚类为止。

$$(X_c,Y_c)=\left(\frac{\sum_{j\in c}X_j}{n_c},\frac{\sum_{j\in c}Y_j}{n_c}\right),\quad c\text{为聚类} \tag{27}$$

$$U_i=\sum_{c\in J}((X_i-X_c)^2+(Y_i-Y_c)^2)^{1/2}, i\in I \tag{28}$$

$$W_i=\frac{P_i}{O_i*U_i} \tag{29}$$

3) 构建配送线路

对每一客户聚类及为其分配的仓库，按照先仓库，后聚类客户的顺序，随机构造一条配送路线。

2.3 改进蘑菇繁殖算法

2.3.1 部分映射交叉和路径重连算法

为了将蘑菇繁殖算法很好地应用于 LRP 问题的求解，提高其求解性能，本文利用部分映射交叉[24]和路径重连算法[20]替换基本蘑菇繁殖算法中对父代蘑菇利用风的力量进行全局搜索的处理方式(25)。具体方法为：首先，将第 i 个菌落的父代蘑菇与全局最优解或第 k 个菌落的父代蘑菇进行部分映射交叉，得到新解；然后使用路径重连算法对当前迭代菌落 i 的父代与部分映射交叉所产生的解进行连接，搜索两者之间更优的解。

部分映射交叉：产生随机数 $r\in[0,1]$，若 $r\le 0.5$，选择全局最优解与第 i 个菌落的父代蘑菇进行交叉;若 $r>0.5$，选择第 k 个菌落的父代蘑菇与第 i 个菌落的父代蘑菇进行交叉。实验证明本文所采用的部分映射交叉算法可以有效加快算法收敛速度。

图 3 给出仓库数和客户数分别为 2 和 6 的 OLRP-FD 实例的部分映射交叉过程。如图 3 所示：首先，随机选择父代 P1 和 P2 中的两个位置 4 和 7，将父代个体第 4 到第 7 位中所有信息复制到其相应的子代个体 Child1 和 Child2 中(子代个体 Child1 和 Child2 中其余位置用*表示)，得到 Child1(*)和 Child2(*)，以及一组映射(4→9，1→6，5→2，7→4)；其次，从左到右依次扫描个体 P1 和 P2，若父代 P1(P2)中第 i 个位置上的编码未在子代 Child2(Child1)中，则将其复制于子代 Child2 的相应位置上，得子代 Child1'(*)和 Child2'(*)；再次，利用所得映射填充子代 Child1'(*)和 Child2'(*)中的剩余空位，如：子代 Child1'(*)中的空缺位置 1，2 和 3 本应填入父代 P2 中相应位置的编码 1，7 和 5，但由于 Child1'(*)中已存在这些编码，则根据映射规则(1→6，7→4→9，5→2)将 1，7 和 5 分别调整为 6，9 和 2，得 Child1'，同理，可得 Child2'；最后，检查 Child1'和 Child2'第 1 个位置的编码，若 Child1'和 Child2'第 1 个位置的编码为客户编码(如图 3 所示，Child1'和 Child2'第 1 个位置的编码分别为 6 和 5)，则随机选取任意一个仓库(如图 3 所示，选取仓库 1)与其交换，得最终解 Child1 和 Child2。

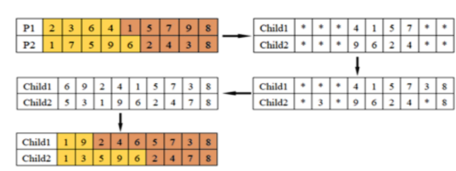


图 3 部分映射交叉

Fig. 3 Partly mapping crossover

路径重连算法：路径重连算法主要是对两个解(作为当前种群父代孢子的当前解 X^i 和部分映射交叉得到的目标解 X^t)信息的交换。算法具体过程可被描述如下：

a) 计算初始解 X^i 与引导解 X^t 之间的汉明距离 HD，并令目标解 $X^*=X^t$；

b) 若 HD>0 且 HD 为奇数，依次从左到右比较 X^i 与 X^t 相同位置的编码，并对不同的编码进行交换；若 HD>0 且 HD 为偶数，依次从右到左比较 X^i 与 X^t 相同位置的编码，并对不同的编码进行交换；若 HD=0，则输出目标解 X^*。交换过程可概述为：假设 X^i 与 X^t 第 a 个位置的编码不同，在 X^i 中找到与 $X^t(a)$的编码相同的位置 b，令 $X^i(b)=X^i(a)$，$X^i(a)=X^t(a)$；

c) 更新 HD：= HD-1，并交换当前解 X^i 与引导解 X^t ($X^i\leftrightarrow X^t$)，然后转步骤 b)。

路径重连算法可以免去大多数连续优化的算法在求解离散问题时，解的信息从离散到连续，再从连续到离散的转换过程，有效防止了信息的丢失。

2.3.2 邻域搜索

为了进一步提高蘑菇繁殖算法在离散优化问题中的寻优能力，本文在基本蘑菇繁殖算法的基础上，结合 OLRP-FD 问题的特点，选择了单点交换、插入和逆转 3 种邻域搜索机制，3 种邻域以相同概率对解进行搜索。

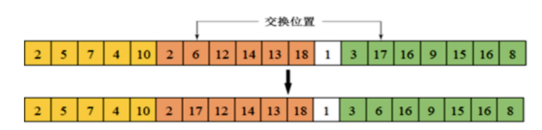


图 4　单点交换

Fig. 4　Exchange single point

单点交换：随机选择两个位置 i 和 j，将其相应位置的编码进行交换。如图 4 所示，位置 7 和 14 的编码分别为 6 和 17，将其交换后，得到新的个体。需要注意的是：为了保证解的可行性，只能进行客户与客户之间的交换和仓库与仓库之间的交换，而客户与仓库之间不能进行交换。

单点插入：随机选择两个位置 i 和 j，将位置 i 的编码插入到位置 j 的编码之前。如图 5 所示，将位置 7 的编码 17 插入到位置 14 的编码 6 之前，得到新的个体。

逆转：随机选择两个位置 i 和 j，将位置 i 和 j 之间(包括位置 i 和 j)的所有编码反向排序。如图 6 所示，将位置 11 和 14 之间的编码逆转排序后，得到新的个体。

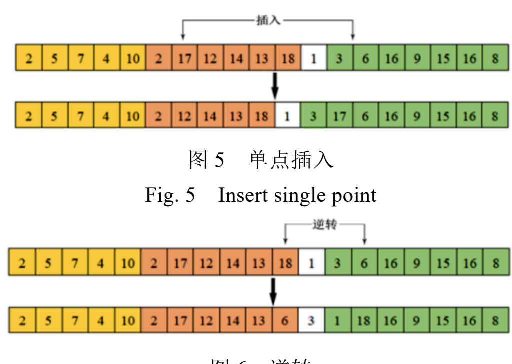


图 5　单点插入

Fig. 5　Insert single point

图 6　逆转

Fig. 6　Inverse

2.4　随机模拟程序

如前文所述，由于在 OLRP-FD 模型中每个顾客的需求都是由三角模糊变量表示，所以，当 HDMRO 优化好仓库选址位置和车辆行驶路线之后，本文使用随机模拟[12]的方法模拟每个客户的实际需求，进而计算机会损失成本(由于仓库车辆数不足以服务所有客户时产生的机会损失成本)和车辆行驶的额外距离(由于车辆按照规划路线行驶至某个客户时，车辆剩余货物量无法满足当前服务客户的需求，从而车辆需要返回仓库重新装载货物来服务当前客户，此时车辆就会产生额外行驶距离，距离为往返当前客户与仓库之间的距离；或是由于车辆在抵达当前客户之后，发现剩余货物量不足以服务当前客户，则车辆需要返回仓库进行装载，然而车辆从当前客户返回仓库的距离与之前已经行驶的距离之和超过最大距离约束，那么仓库就只需要重新派出一辆车为当前客户服务，而此时的额外距离则为当前客户到仓库之间的距离)。随机模拟程序的具体步骤如下：

a) 生成每个客户的实际需求。对 $\forall j \in J$，(a)在区间 $[d_1, d_3]$ 内产生随机数 r，并计算其相应的隶属度 μ；(b)随机生成一个实数 α 在区间[0,1]，如果 $\alpha \le \mu$，采用客户的实际需求为 r。否则，重新随机生成 r 和 μ，直到满足上述关系。此程序将模拟所有客户的实际需求。

b) 沿着 HDMRO 生成的每条配送路线移动，根据实际需求计算由于车辆服务‘失败’而产生的额外距离以及机会损失成本。

c) 重复上述两个步骤 400 次，取平均额外距离和平均损失成本为最终的额外距离与损失成本。

2.5　HDMRO 算法流程

HDMRO 算法的具体步骤如下：

a) 初始化参数。父代蘑菇数量(种群数量 M)，每个父代产生孢子个数 N，算法最大迭代次数 $G(g=1)$，阈值 c。

b) 调用贪心聚类算法生成初始可行解。每个父代蘑菇通过邻域搜索生成 N 个孢子，计算每个个体的适应度值，选取每个父代蘑菇和其产生的孢子中的最优适应度值的个体作为新的父代，更新每个父代蘑菇。

c) 正式开始迭代。若 $Avg(i)+T_{avg}/c > T_{avg}$，转步骤 d)；否则，转步骤 e)。

d) 调用部分映射交叉生成一个路径重连算法所需的引导解，再调用路径重连算法连接当前迭代次数的第 i 个种群的父代解与部分映射交叉生成的引导解，搜索两个解之间的区域。更新每个菌落的父代蘑菇和全局最优值。

e) 邻域搜索。利用概率法对三种邻域进行选择，父代蘑菇根据选择出的邻域进行繁殖，产生孢子，搜索解空间。更新每个菌落的父代蘑菇和全局最优值。

f) $g = g+1$，若 $g<G$，转步骤 c)，并继续迭代；否则，输出当前最优解，并转步骤 g)。

g) 将优化好的路线使用随机模拟程序进行模拟，求解出相应的额外行驶距离和未被服务客户带来的机会损失成本。

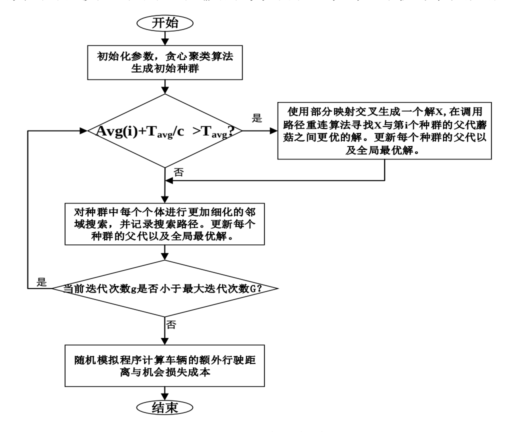


图 7　HDMRO 算法流程图

Fig. 7　The flow chart of HDMRO

3　算例测试与结果分析

为了验证混合蘑菇算法在解决 OLRP-FD 模型的有效性，本文仿照文献[11]随机生成两组规模不同的算例。其中，客户的需求 $\tilde{d}=(\tilde{d}_1,\tilde{d}_2,\tilde{d}_3)$ 分别从[1,35]，[36,60]，[61,110]，三个区间内随机生成，其他相关数据见表 1。本文实验环境是在 Windows 10 系统下的 MATLAB R2017a 实现混合蘑菇算法的编码以及相关算例的实验。相关参数：父代种群大小 N=40；子代个数 M=8；最大迭代次数 G=600；阈值 c =10。

表 1　测试算例相关信息

Tab. 1　The relative data of tested instances

客户数量	候选仓库数量/仓库车辆数	车辆容量	仓库容量	仓库的启用成本	车辆的启用成本	车辆最大距离限制
30	5/5	300	1200	100	20	300
50	5/8	500	2000	100	20	300

3.1　DPI 的灵敏度分析

此部分将 DPI 值设置以步长 0.1 的长度，在区间 0-1 内变化，并且，为了方便测试，节约计算时间，将 API 值固定为 1(保证仓库一定能服务归属于它的所有客户)。测试数据如表 2、3 所示。

图 7 和 8 分别对应表 2 和 3 的内容，如图 7 和 8 所示，

随着 *DPI* 值的增加，启用的车辆数增加，同时导致计划行驶路线距离长度的增加，那么，此时车辆服务客户失败的可能性降低，车辆的额外行驶距离就会减少；而仓库的开放成本保持不变，机会损失成本为 0 是由于每个仓库的可用车辆数足够，而额外行驶距离并未使车辆数超过可用数量，所以这两个算例中的机会损失成本为零，也表明算例中每个客户都会被服务。从图 7 和 8 可观察到，随着 *DPI* 值的变化，当 *API* 值一定时，*DPI* 取 0.6 左右时，目标总成本达到最小值。

表 2　30 个客户算例测试结果

Tab. 2　The computational results when the number of customer is 30

DPI	计划路线距离	额外行驶距离	总行驶距离	机会损失成本	仓库开放费用	车辆费用	总成本	计算时间/s
0.1	410.72	156.20	566.92	0.00	300	62	928.92	134.22
0.2	419.90	134.22	554.12	0.00	300	86	940.12	140.08
0.3	428.33	132.70	561.03	0.00	300	100	961.03	130.46
0.4	439.02	123.74	562.76	0.00	300	100	962.76	127.71
0.5	440.85	123.11	563.96	0.00	300	100	963.96	132.99
0.6	449.28	39.91	489.19	0.00	300	122	911.19	128.25
0.7	459.14	16.69	475.83	0.00	300	144	919.83	129.12
0.8	462.39	0.99	463.38	0.00	300	160	923.38	130.44
0.9	468.02	0.07	468.09	0.00	300	160	928.09	132.26
1	495.48	0.00	495.48	0.00	300	190	985.48	133.42

表 3　50 客户算例测试结果

Tab. 3　The computational results when the number of customer is 50

DPI	计划路线距离	额外行驶距离	总行驶距离	机会损失成本	仓库开放费用	车辆费用	总成本	计算时间/s
0.1	534.79	219.5	754.29	0.00	300	62	1116.29	195.22
0.2	538.04	182.28	720.32	0.00	300	86	1106.32	174.30
0.3	540.73	111.28	652.01	0.00	300	92	1044.01	228.01
0.4	542.27	104.56	646.83	0.00	300	100	1046.83	210.21
0.5	551.04	89.76	640.80	0.00	300	104	1044.80	199.77
0.6	556.31	52.32	608.63	0.00	300	124	1032.63	223.90
0.7	559.45	35.29	594.74	0.00	300	150	1044.74	222.50
0.8	570.43	0.61	571.04	0.00	300	162	1033.04	230.61
0.9	585.09	0	585.09	0.00	300	180	1065.09	243.60
1	599.46	0	599.46	0.00	300	184	1083.46	174.60

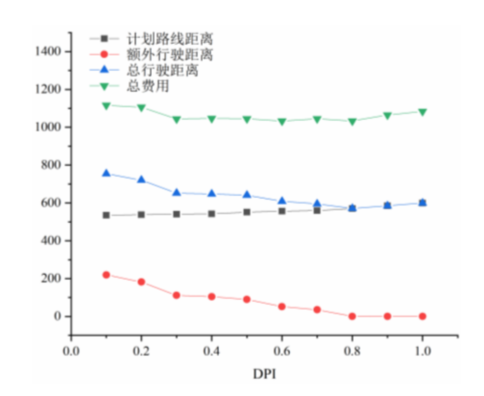


图 8　30 个客户时 DPI 变化时各类费用变化曲线

Fig. 8　The curves of varied costs changed with DPI when the number of customer is 30

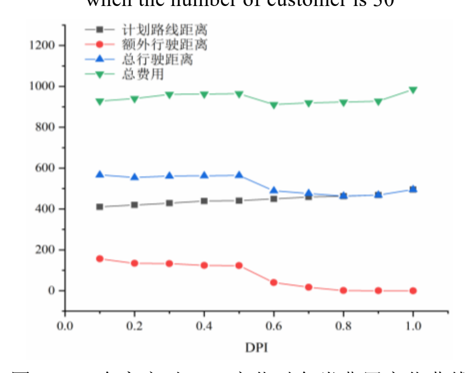


图 9　50 个客户时 DPI 变化时各类费用变化曲线

Fig. 9　The curves of varied costs changed with DPI when the number of customer is 50

3.2　算例测试

由于研究中客户的需求是模糊的，所有客户和仓库的位置都是随机产生的，同时，带模糊需求的开放性选址路径问题模型的研究在国内外很少，所以无法将表 2、3 所示的 HDMRO 结果与之前研究的工作进行对比。因此，为了评价 HDMRO 的效率，本文选择将式(10)和(11)松弛，使其模糊需求的限制条件变为确定性需求，与松弛后的下界进行比较，同时，式(12)的不等式限制要变为等式限制，松弛后的公式如(30)和(31)所示。

$$\sum_{i\in V}\sum_{j\in J} d_j X_{ijk} \le Q_k \quad \forall k\in K \tag{30}$$

$$\sum_{j\in J} d_j Y_{ij} \le P_i Z_i \quad \forall i\in I \tag{31}$$

显然，当模糊需求的左边界为客户的确定性需求时，客户的总需求相较于需求模糊时会下降，同时，仓库和车辆的利用率也会降低。因此，可以得到确定性需求下的总成本是相对应的模糊需求下总成本的一个下界的结论。表 4 中，第一列为算例规模，接下来三列为解的质量对比，最后三列为运行时间对比，其中，$Gap=\frac{\text{HDMRO的解}-\text{CPLEX求解下界}}{\text{CPLEX求解下界}}\times 100\%$。如表 4 所示，CPLEX 求解的两个测试实例的下界分别是 503.08 和 677.31，第一个算例所用时间为 4011.34 秒，第二个算例在 3 小时限制内未得到最优答案。而 HDMRO 求解两个算例的时间分别为 128.25 秒和 223.90 秒，因此，与 CPLEX 这种使用精确算法的求解器相比，该算法在计算时间上具有更高的效率，可以在较短的计算机运行时间内求得满意的解。

表 4　测试算例结果

Tab. 4　The results of tested instances

算例规模	解的质量			运行时间/s		
	HDMRO(DPI=0.6 和 API=1)	CPLEX 求解下界	*Gap*(%)	HDMRO	CPLEX 12.8	*Gap*(%)
30 - 5	911.19	503.08	81.12%	128.25	4011.34	3027.75
50 - 5	1032.63	677.31	52.46%	223.90	10800	4723.58

除此之外，为了进一步验证 HDMRO 和 OLRP-FD 模型的有效性，本文选取了标准 CLRP 算例库(http://prodhonc.free.fr/Instances/instances us.htm)中的 7 组标准算例进行相应改造来进行实验。改造步骤如下：

a) 标准算例的默认需求为模糊需求的左界(d_1)，右界(d_3)为左界的 3 倍，而 d_2 为[1.5 d_1, 2.5d_1]中随机生成一个整数。

b) 比较车辆容量 Q 与所有客户中最大的 d_3，若 Q 大于 d_3，则默认车辆容量不变，否则，将最大的 d_3 设置为车辆容量。仓库容量 P 设置为默认值的三倍。其余参数使用数据库默认参数，不做改变。

表 5 中给出了 7 组改造后的 OLRP 实例在 CPLEX 优化软件下 3 小时内求解出的下界，相对于本文使用 HDMRO 求解带模糊需求的 OLRP 结果来说，HDMRO 在求解此类复杂问题上有着较好的效果，除此之外，*Gap* 值在 7 组算例中至少大于 19.48%，这说明了总成本会因为不确定的决策情况会导致巨大的差异，所以，当决策者所拥有的用于决策的信息不足时，利用科学的手段进行合理的预测和谨慎的决策能在一定程度上避免企业损失(此组算例中客户的机会损失成本为所对应客户实际需求的 20 倍)。

为了更进一步验证 HDMRO 的求解效率，本文选择了 CLRP 标准数据库中的 16 组算例进行比较，使用 HDMRO 运行每组算例 10 次后取其中最优值的比较结果如表 6 所示。

表 5　HDMRO 在 7 组标准 OLRP 实例上的计算结果

Tab. 5　The computational results of HDMRO in 7 standard instances

算例	OLRP	HDMRO 的解 (DPI = 0.6 and API = 1)					*Gap*(%)
		计划行驶距离	额外行驶距离	仓库开放费用	车辆费用	总费用	
20-5-1a	43958	20700	6626	25549	12000	64875	47.58
20-5-1b	34497	17900	5403	15497	5000	43800	26.97
20-5-2a	41125	19100	6431.5	22769	12000	60300.5	46.63
20-5-2b	32520	19100	563	13911	6000	39574	21.69
50-5-1a	78562	61400	10825	15385	24000	128772	63.91
50-5-1b	63099	42000	11680	15385	12000	85454	35.43
50-5-2a	73242	51600	6324	29319	29000	133065	81.67

表 6　HDMRO 与其他三种算法比较结果

Tab. 6　The comparative results of HDMRO and other three algorithms

	GRASP	运行时间/s	MAPM	运行时间/s	LRGTS	运行时间/s	2-phase HGTS	运行时间/s	HDMRO	运行时间/s
Gaskell67-21x5	429.6	0.2	**424.9**	0.3	**424.9**	0.2	424.9	6	**424.9**	13.7
Gaskell67-22x5	**585.1**	0.2	611.8	0.3	587.4	0.2	**585.1**	9	**585.1**	20.5
Gaskell67-29x5	515.1	0.4	**512.1**	0.8	**512.1**	0.4	**512.1**	11	**512.1**	22.3
Gaskell67-32x5	571.9	0.6	571.9	0.8	584.6	0.6	**562.2**	40	568.5	19.8
Gaskell67-32x5	**504.3**	0.5	534.7	1.0	504.8	0.5	**504.3**	22	**504.3**	20.5
Gaskell67-36x5	**460.4**	0.8	485.4	1.4	476.5	0.7	**460.4**	39	479.5	18.3
Min92-27x5	**3062.0**	0.4	**3062.0**	1.0	3065.2	0.3	**3062.0**	11	3082.0	20.2
Christofides69-50x5	599.1	2.3	**565.6**	3.8	586.4	2.4	**580.4**	45	**565.6**	30.8
20-5-1a	55021	0.2	**54793**	0.3	55131	0.4	**54793**	3	**54793**	15.7
20-5-1b	**39104**	0.2	**39104**	0.3	**39104**	0.2	**39104**	4	**39104**	12.8
20-5-2a	**48908**	0.1	**48908**	0.4	**48908**	0.5	48945	3	**48908**	13.2
20-5-2b	**37542**	0.2	**37542**	0.3	**37542**	0.1	**37542**	4	**37542**	12.9
50-5-1	90632	1.8	**90160**	2.6	**90160**	0.3	90402	27	**90160**	30.7
50-5-1b	64761	1.8	**63242**	3.2	63256	1.0	64073	27	66468	35.2
50-5-2	88786	2.4	**88298**	3.4	88715	1.8	89342	23	89809	31.2
50-5-2b	68042	2.5	67893	2.9	67698	2.0	68479	21	**67340**	36.7
取得最优值次数	7		10		6		10		**11**	

表 6 的 16 组测试算例中，GRASP[25](贪心随机自适应搜索算法)能够求得 7 组最优解，MAPM[26](基于人群管理的文化基因算法)能够求得 10 组最优解，LRGTS[27](基于拉格朗日松弛的禁忌搜索算法)能够求得 6 组最优解，2-phase HGTS[28](两阶段启发式散点禁忌搜索)能够求得 10 组最优解，而 HDMRO 能够求得 11 组最优解，相比于另外四种算法，HDMRO 能够求解出更多的最优解，在求解质量上具有更大的优势。此外，在求解时间这一方面，由于计算机硬件与编译软件的不同(文章中所引用的前三种算法都是由 C++进行编码，在 Dell PC Optiplex GX260 装载 2.4 GHz Pentium 4 的 CPU 和 512MB RAM 以及 Windows XP 系统下进行测试，2-phase HGTS 算法是 Linux 11.04 下 2GBRAM 以及 intel core Duo(2.0GHz)的配置下用 C++编写的)，无法进行直观的比较，但可以肯定的是，HDMRO 能够在可接受的时间内求解出质量令人满意的解，所以，根据以上数据可以得到 HDMRO 算法在此类问题的求解具有良好的效果。

3.3　OLRP 与 CLRP 对比

此部分选择改造后的 7 组算例进行比较，分析开放式选

址路径问题与普通选址路径问题以及两者在需求模糊时的区别，判断企业是否选择配送服务外包。此部分所有算例使用 HDMRO 进行求解。相关参数：需求模糊时 *DPI* = 0.6，*API* = 1，车辆启用费用为 1000，单位距离费用为 100，其余参数设置与 3.2 中的数据相同。求解结果如表 7 所示。$Gap1 = \frac{CLRP - OLRP}{OLRP} \times 100\%$，在需求是确定的情形下，OLRP 与 CLRP 之间的 *Gap*1 至少为 15.44%，这说明在不考虑最后一段运输距离，假设企业的任何其他与此物流运输相关的费用和第三方物流公司的费用一致的情形下，决策者需要考虑的是承包给第三方物流公司的服务费用与此段距离所节省费用的差值的大小，由此来决定是否将物流配送服务外包。而在需求是不确定的情形下时，OLRP-FD 与 CLRP-FD 之间的 *Gap*2($Gap2 = \frac{CLRP\text{-}FD - OLRP\text{-}FD}{OLRP\text{-}FD} \times 100\%$)至少为 19.66%，这说明在需求是不确定的时候，CLRP-FD 的总费用会比 OLRP-FD 更大，那么说明考虑模糊需求时，虽然车辆额外行驶距离与机会损失成本会让总费用增加，但 OLRP-FD 相对于 CLRP-FD 增加的更少，因此，企业就有更多费用空间去考虑物流服务是否承包给第三方物流服务企业。其次，当客户规模为 20 时，*Gap*2 值大于 *Gap*1 值的原因，主要是因为此组算例中客户较少，车辆服务所分配的客户时并未达到最大行驶距离限制，能够顺利的服务完所有客户，仓库无须启用更多车辆，从而没有产生机会损失成本，同时，在考虑额外行驶距离的情况下，CLRP-FD 的产生的额外距离高于 OLRP-FD 产生的额外距离，所以 *Gap*2 值会大于 *Gap*1 值。而在客户规模为 50 时，*Gap*2 值小于 *Gap*1 值，是由于最大距离限制以及 HDMRO 对路线规划的原因，仓库启用的车辆数有限，从而导致没有足够的车辆服务完归属于该仓库的客户，此时会产生较大的机会损失成本，虽然在总成本中占主要部分的还是计划行驶路线成本，但 OLRP-FD 的机会损失成本高于 CLRP-FD 的机会损失成本导致 *Gap* 值有一定的减小，从而导致 *Gap*2 值小于 *Gap*1 值。

表 7　OLRP 与 CLRP 结果对比

Tab. 7　The comparative results of OLRP and CLRP

算例	OLRP	CLRP	*Gap*1(%)	OLRP-FD	CLRP-FD	*Gap*2(%)
20-5-1a	43849	54793	24.96	64875	104242	60.68
20-5-1b	33564	39104	16.51	43800	52413	19.66
20-5-2a	41125	48908	18.93	60300.5	102347	69.73
20-5-2b	32520	37542	15.44	39574	52605	32.93
50-5-1a	63985	90160	40.91	128772	176215	36.84
50-5-1b	51485	66468	29.10	85454	106676	24.83
50-5-2a	67519	89809	33.01	133066	176310	32.50

4　结束语

本文对带模糊需求的开放式选址路径问题建立以仓库开放、使用车辆、车辆行驶距离、未服务的客户机会损失、额外行驶距离等成本之和最小为目标建立数学模型。同时，提出了求解离散问题的混合蘑菇繁殖算法，使用部分映射交叉和路径重连算法组合代替算法优秀父代蘑菇细化搜索空间与删除种群的操作，合理的避免信息在离散和连续空间转换时的丢失，并且能够更好的探索解的空间，提高算法的迭代效率。除此之外，邻域搜索时使用概率法对多种邻域选择，加强局部搜索能力。最后，通过对 *DPI* 的灵敏度分析，HDMRO 与 CPLEX 求解改造算例结果之间的比较，以及 OLRP 与 CLRP、OLRP-FD 与 CLRP-FD 求解结果之间的对比分析，分析了企业选择第三方物流企业服务的可能性，验证了算法及模型的有效性。

参考文献：

[1] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6 (1): 58-73.

[2] 张晓楠，范厚明，李剑锋. 变动补偿的多模糊选址-路径机会约束模型及算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36 (02): 442-453. (Zhang Xiaonan, Fan Houming, Li Jianfeng. Chance-constrained model and algorithm for LRP with multiple fuzzy variables under change-reward [J]. System Engineering-Theory & Practice, 2016, 36 (02): 442-453.)

[3] 刘长石，彭怡，寇纲. 震后应急物资配送的模糊定位-路径问题研究 [J]. 中国管理科学, 2016, 24 (05): 111-118. (Liu Changshi, Peng Yi, Kou Gang. Study of location-routing problem of emergency goods distribution in post-earthquake [J]. Chinese Journal of Management Science, 2016, 24 (05): 111-118.)

[4] 郑斌，马祖军，方涛. 应急物流系统中的模糊多目标定位-路径问题 [J]. 系统工程, 2009, 27 (08): 21-25. (Zheng Bin, Ma Zujun, Fang Tao. Fuzzy multi-objective location-routing problem of emergency logistics system [J]. System Engineering, 2009, 27 (08): 21-25.)

[5] Vincent F Y, Lin S Y. A simulated annealing heuristic for the open location-routing problem [J]. Computers & Operations Research, 2015, 62: 184-196.

[6] Pichka K, Bajgiran A H, Petering M E H, *et al.* The two echelon open location routing problem: Mathematical model and hybrid heuristic [J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 121: 97-112.

[7] Ghaffari-Nasab N, Ahari S G, Ghazanfari M. A hybrid simulated annealing based heuristic for solving the location-routing problem with fuzzy demands [J]. Scientia Iranica, 2013, 20 (3): 919-930.

[8] Fazayeli S, Eydi A, Kamalabadi I N. Location-routing problem in multimodal transportation network with time windows and fuzzy demands: Presenting a two-part genetic algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2018, 119: 233-246.

[9] B. Liu. Uncertainty Theory: An Introduction to its Axiomatic Foundations [M]. Springer, Berlin, 2004.

[10] Mehrjerdi Y Z, Nadizadeh A. Using greedy clustering method to solve capacitated location-routing problem with fuzzy demands [J]. European Journal of Operational Research, 2013, 229 (1): 75-84.

[11] Nadizadeh A, Nasab H H. Solving the dynamic capacitated location-routing problem with fuzzy demands by hybrid heuristic algorithm [J]. European Journal of Operational Research, 2014, 238 (2): 458-470.

[12] Zarandi M H F, Hemmati A, Davari S, *et al.* Capacitated location-routing problem with time windows under uncertainty [J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 37: 480-489.

[13] Zhang H, Zhang Q, Ma L, *et al.* A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows [J]. Information Sciences, 2019, 490: 166-190.

[14] Bidar M, Kanan H R, Mouhoub M, *et al.* Mushroom Reproduction

Optimization (MRO): a novel nature-inspired evolutionary algorithm [C]// 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC) . IEEE, 2018: 1-10.

[15] Wang H, Du L, Ma S. Multi-objective open location-routing model with split delivery for optimized relief distribution in post-earthquake [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2014, 69: 160-179.

[16] 代颖，马祖军，朱道立. 震后应急物资配送的模糊动态定位—路径问题 [J]. 管理科学学报, 2012 (07): 64-74. (Dai Ying, Ma Zujun, Zhu Daoli. Fuzzy dynamic location-routing problem of emergency goods distribution in post-earthquake [J]. Journal of Management Sciences in China, 2012 (07): 64-74.)

[17] 马祖军，代颖，李双琳. 带限制期的震后应急物资配送模糊多目标开放式定位-路径问题 [J]. 系统管理学报, 2014, 23 (5): 658-667. (Ma Zujun, Dai Ying, Li Shuanglin. Fuzzy multi-objective open location-routing problem with deadlines in post-earthquake relief deliveries [J]. Journal of Systems &Management, 2014, 23 (5): 658-667)

[18] 王海军，杜丽敬，马士华. 震后应急物流系统中双目标开放式选址: 路径问题模型与算法研究 [J]. 管理工程学报, 2016, 30 (02): 108-115. (Wang Haijun, Du Lijing, Ma Shihua. Dual-objective open location routing problem in the post-earthquake emergency logistics system: model and algorithm study [J]. Journal of Industrial Engineering and Engineering Management, 2016, 30 (02): 108-115.)

[19] Yu X, Zhou Y, Liu X F. A novel hybrid genetic algorithm for the location routing problem with tight capacity constraints [J]. Applied Soft Computing, 2019, 85: 105760.

[20] MAURICIO G C R R, CELSO C. OPTIMIZATION BY GRASP: Greedy Randomized Adaptive Search Procedures [M]. SPRINGER, 2018.

[21] Zadeh L A. Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility [J]. Fuzzy sets and systems, 1978, 1 (1): 3-28.

[22] Zadeh L A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I [J]. Information sciences, 1975, 8 (3): 199-249.

[23] A. Kaufmann. Introduction to the Theory of Fuzzy Subsets [M]. Academic Press, New York, 1975.

[24] Puljić K, Manger R. Comparison of eight evolutionary crossover operators for the vehicle routing problem [J]. Mathematical Communications, 2013, 18 (2): 359-375.

[25] Christian Prins, Caroline Prodhon, Roberto Wolfler Calvo. Solving the capacitated location-routing problem by a GRASP complemented by a learning process and a path relinking [J]. 4or A Quarterly Journal of Operations Research, 4 (3): 221-238.

[26] Prins C, Prodhon C, Calvo R W. A Memetic Algorithm with Population Management (MA|PM) for the Capacitated Location-Routing Problem [J]. 2006.

[27] Prins C, Prodhon C, Ruiz A, *et al.* Solving the Capacitated Location-Routing Problem by a Cooperative Lagrangean Relaxation-Granular Tabu Search Heuristic [J]. Transportation Science, 2007, 41 (4): p. 470-483.

[28] John Willmer Escobar, Rodrigo Linfati, Paolo Toth. A two-phase hybrid heuristic algorithm for the capacitated location-routing problem [J]. Computers & operations research, 2013, 40 (1): 70-79.